卒業論文　2016年度（平成28年度）

期待和了順目の評価による
麻雀の打牌アルゴリズムの提案

慶應義塾大学 環境情報学部

細田 航星

徳田・村井・楠本・中村・高汐・バンミーター・植原・三次・中澤・武田
合同研究プロジェクト

2017年1月

卒業論文　2016 年度（平成 28 年度）

期待和了順目の評価による
麻雀の打牌アルゴリズムの提案

論文要旨

ゲーム AI による昨今の成果として、囲碁や将棋などのゲームでは、人間のチャンピオンレベルの実力に至っている。一方、麻雀においては未だそれらに及んでいない。麻雀は多人数不完全情報ゲームに分類され、多人数性による複雑性と不完全情報による不確定性を理由に、適切なモデルを作成することが難しいからである。多人数性の問題では、目的の異なる相手プレイヤーの行動を予測することが難しい。また、不完全情報の問題では、未知の情報を仮定することが必要となるため、期待値による行動の決定を行わなければならない。実現可能なパターン全てを探索して比較することも、探索空間が膨大になりすぎるため非現実的である。

本研究では、以上に述べたような麻雀の性質から、問題を和了に限定し、和了率を高めるアルゴリズムに注目する。和了率は麻雀において得点する頻度を表す指標であり、これを最大化することは成績を上げるために重要である。和了率を高めるための打牌アルゴリズムとして、本研究では期待和了巡目の評価を利用する手法を提案する。期待和了巡目とは、与えられた牌姿において和了までにかかる平均消費巡目を理論値的に概算して求めたものである。これが最も小さくなるような打牌を選択することで、和了率の最大化を目指す。先行研究では単に有効牌の数だけで和了のしやすさを比較していたため、有効牌同士の優劣を精密に比較することができない問題があった。本研究の期待和了巡目を用いた手法では、有効牌をさらにブロックと呼ばれる種類ごとに分類することで、この問題を解決し、和了率を上げることを目的とする。

この手法の効果を確かめる実験として、多人数性を取り除いた１人麻雀の成績と、通常の４人麻雀の成績を、シャンテン数や有効牌を指標としたアルゴリズムや人間プレイヤーと比較した。本手法で構築したアルゴリズムは１人麻雀において、シャンテン数だけで比較するアルゴリズムよりも約１０％、有効牌の数だけで比較するアルゴリズムよりも約３％高い和了率を示すことがわかった。４人麻雀では、それぞれよりわずかに和了率とレーティングが上回ったが、統計的に優位な差ではなかった。

キーワード

麻雀, ゲーム情報学,AI

慶應義塾大学 環境情報学部

細田 航星

Abstract Of Bachelor's Thesis Academic Year 2016

Summary

Recent achievements by game AI have led to human champion's ability in games such as Go and Shogi. On the other hand, Mahjong has not yet reached it. Mahjong is categorized as a multi-player incomplete information game, and it is difficult to create an appropriate model for reasons of complexity due to multiplicity and uncertainty due to incomplete information.

In this thesis, we propose a method to use the evaluation of expected winning cycle as batting tile algorithm to raise the rate of winning.

As an experiment to confirm the effectiveness of this method, we compare the performance of one mahjong who removed the multiplayer and the result of ordinary four person mahjong with the algorithm of related research and human player.

It was found that the algorithm constructed by this method shows higher winning rate than the algorithm to compare by merely the number of effective tiles in one person mahjong. In the 4-person mahjong, the rate of winning and ratings were slightly higher, but it was not statistically significant difference.

Keywords

Mahjong, Game informatics, AI

Bachelor of Arts in Environmental Information
Keio University

Wataru Hosoda

目次

図 目 次

表 目 次

第1章　序論

本章では、本論文の概要を述べる。最初に、本研究を進めていく上での背景を述べ、着目する課題について解説し、最後に本研究の目的を示す。

1.1　本論文の背景

ゲーム AI による昨今の成果として、囲碁や将棋などのゲームでは、人間のチャンピオンレベルの実力に至っている。一方、麻雀においては未だそれに及んでいない。麻雀という競技は、多人数不完全情報ゲームに分類され、多人数性による複雑性と不完全情報による不確定性を理由に、適切なモデルを制作することが非常に難しいからである。例えば、囲碁などで利用されるゲーム木探索の手法も、以上の理由により麻雀にはそのまま適用することが出来ない。したがって、麻雀においては問題を部分ごとに取り出し、簡単な問題にしてからそれぞれを研究する必要がある。

麻雀には、大きく分けて攻めと守りの戦略が存在するが、本論文では攻めの戦略について述べる。攻めの中でも、得点するために必要な和了率は非常に重要な指標であり、これを高めるための研究が数多く報告されている。和了率を高めるための研究としては大きく分けて、途中局面のヒューリスティクスを用いた方法、強者の牌譜を学習してモデルを作る方法、モンテカルロ法によるシミュレーションを用いた方法があげられる。この中で、本研究では特に途中局面のヒューリスティクスを用いた方法において、既存手法の課題を解決する手法を提案する。既存手法のヒューリスティクスでは、和了のしやすさを正確に評価できていない問題が存在する。そのためそれが和了率にも影響している可能性があり、これについて詳しく次節で説明する。

1.2　本論文が着目する課題

途中局面のヒューリスティクスを用いて和了率を高めるように打牌するアルゴリズムとしては、シャンテン数を下げるように打つ方法、有効牌を最大にするように打つ方法が挙げられる。シャンテン数とは和了までの距離を表す指標で、小さいほど和了に近く、和了しやすいことを示す。したがって、与えられた牌姿１４枚の中からそれぞれを打牌した場合のシャンテン数を全て計算し、最もシャンテン数が小さくなるような牌を選択するのが、最も簡単なシャンテン数を下げるように打つアルゴリズムである。しかしこの方法では、一般にシャンテン数が最も小さくなる牌は複数存在するため、その中からランダムで打牌を選択することになる。シャンテン数が最も小さくなる牌の中でも優劣は存在し、これが成績を分ける場合も多い。そのため、それらの中での優劣をつけるために一般に知られている方法が、有効牌の数を比較するという方法である。

有効牌とは手牌に加えたときにシャンテン数を下げる牌の集合であり、この数が多くなるような打牌を選択することは和了率上昇につながる。しかし、この方法にはいくつかの問題点がある。一つは、有効牌の数が多いことは確かにシャンテン数を下げることを促すが、実際は有効牌にはそれぞれ種類が存在するため、数だけで比較すると正確な和了率の評価になっていない部分があることである。これは、有効牌の数が同数であっても和了率には差があることを示し、さらには有効牌の数が小さくなる選択を選んだほうが和了率が上がってしまうケースも存在することがわかっている。もう一つの問題は、この方法では目先の有効牌の数しか比較していないところである。確かに、シャンテン数を下げる牌の中から有効牌が最大になるような牌を選択することで、その瞬間次のシャンテン数を早く下げることが有利な状況になる。しかし長期的に見たときに、和了率において有利かどうかは、その瞬間の有効牌の数の比較だけではわからないことである。

1.3 本論文の目的

本研究では、期待和了巡目として定義する指標を用いて、和了率を高めるための打牌アルゴリズムを提案する。この手法では、与えられた牌姿におけるシャンテン数を下げる牌の中から、理論値として和了までの平均消費巡目を計算することよって、それらの牌を比較する。これにより、前節で上げた課題である、有効牌による比較アルゴリズムの問題点を解決し、和了率を改善することを目的とする。

評価として、多人数性を取り除いた 1 人麻雀の成績と、通常の 4 人麻雀の成績を扱う。 1 人麻雀では相手プレイヤーが存在しないため、和了率を求めた打牌アルゴリズム同士の比較が精密に行えると期待できる。したがって 1 人麻雀では、本研究の提案手法による打牌アルゴリズムが、先に示したアルゴリズムよりも和了率として優る結果を出すことを目的とする。 4 人麻雀では相手プレイヤーが存在するため、和了率以外の項目でも成績に影響する要素が複雑にある。そのため、 4 人麻雀でも和了率が高くなることを示すことを目的とするが、その他の成績においては主に 1 人麻雀から 4 人麻雀への拡張について必要な要件の分析に利用する。

1.4 本論文の構成

本論文の構成について述べる。
2 章では、麻雀のゲーム理論的分類、麻雀研究の一般論について述べる。
3 章では、期待和了巡目を定義し、それによって和了率を上げるための打牌を選択するアルゴリズムを提案する。
4 章では、3 章で提案した手法を評価するため制作した、 1 人麻雀と 4 人麻雀自動打ちシステムの設計と実装について述べる。
5 章では、3 章で提案した手法で実装したアルゴリズムの AI を 4 章で実装した 1 人麻雀で打たせ、和了率を評価する。また、同様に 4 人麻雀で打った際の成績も評価する。
6 章では、本手法によって得られた知見について述べる。

第2章　麻雀ゲーム理論

本章では麻雀のゲーム理論的な位置づけと、AI を作る上で課題となる点を述べる。また、麻雀の一般論や関連研究についても同様に述べる。

2.1　麻雀のゲーム理論的分類

昨今では、Google が囲碁の世界で世界チャンピオンを破ったことは記憶に新しく [2]、あらゆるゲーム AI が様々な分野で活躍している。二人零和有限確定完全情報ゲームに分類されるチェス、将棋、オセロ、囲碁などは既にトップレベルの実力を達成している。これらのゲームはまず、二人零和ゲームであるために、自分の得点と相手の得点の関係性が明確である。自分の得点はすなわち相手の失点と等価であり、また、自分の失点は相手の失点と等価である。そのため、自分を有利な立場にするような戦略のモデルが作りやすく、これらの研究はいい結果を残している。また、有限であることも重要である。ゲームが有限な手数で終わるということがわかっている場合、モンテカルロ法によるシミュレーションなどで最終スコアから手の良さを逆算することが可能であるからである。これが無限になるケースだと、探索範囲が無限に広がるどころか、ゲーム終了時のスコアを取れない場合があるので難しい。さらに、確定完全情報ゲームであることは、ゲームの複雑性を少なくすることにおいて大切である。手の選択によって得られる結果が確定でないゲームでは、特定の手によって起こる結果をモデル化すること自体研究対象となる。また、不完全情報ゲームでは、相手プレイヤーや場のモデルも構成しないといけないため、同様に複雑性を増す。ゲーム理論的分類によるそれぞれの特徴を表 2.1 に示す。

表 2.1: ゲーム理論的分類

分類	二人零和有限確定完全情報ゲーム	四人零和有限不確定不完全情報ゲーム
対象	チェス・将棋・オセロなど	麻雀
プレイ人数	２人	４人
得点の関係	プレイヤーの得点の合計は常に一定	プレイヤーの得点の合計は常に一定
終了条件	ランダムに手を選択している場合でも理論上いずれ必ず終了する	ランダムに手を選択している場合でも理論上いずれ必ず終了する
選択による結果	特定の手によって得られる結果は常に同じ	特定の手によって得られる結果が異なる場合がある
情報	相手プレイヤーの選択と場に起きている事象を全て知ることができる	相手プレイヤーの選択と場に起きている事象を全ては知ることができない

本研究の対象となる麻雀は、分類するとしたならば、四人零和有限不確定不完全情報ゲームである。以上に述べたような二人零和有限確定完全情報ゲームと異なり、課題が多いために麻雀の AI は未だにトッププレイヤーレベルの実力に達しているものは存在しない。

まず際立つ問題がプレイヤーが４人という多人数であることである。２人プレイヤーでは自分の得点と相手の失点は等価であったが、４人プレイヤーの場合自分と特定の相手プレイヤーの得点の関係は同様ではない。すなわち、プレイヤーごとに達成すべき目的が異なる場合が存在するため、単純なモデルを作ることが難しい。この多人数性の問題を解決するには、プレイヤーを 1 人とした 1 人麻雀の利用が考えられる。これは、麻雀プレイヤーが自分の実力を高めるために練習として使う用途があったが、水上ら [18] などが麻雀の研究をする際に使用している。本研究でも、評価としてこの 1 人麻雀を利用する。

次に、不確定性が存在する面も、麻雀の AI を作る際に難しい問題となっている。選択した手によって得られる結果が確定でない以上、これらは確率的にしか求めることが出来ない。この問題に対してのアプローチとしては、途中局面のヒューリスティクスを用いて手の優劣を決定する手法の他に、モンテカルロ法によるシミュレーションを用いた方法などが挙げられる。本研究では前者を対象とするが、これらの関連研究については次節以降に解説する。

2.2 麻雀の一般論

この節では麻雀の一般論について述べる。前節で述べたように、麻雀は多人数性と不完全情報の観点から、複雑さを極めるルールとなっている。ただし、戦略について大きく分けると、自分の得点を加算する攻めの技術と、失点を防ぐための守りの技術に分類することができる。これについてこの節では解説する。また、本研究では攻めについて取り扱うため、攻めの戦略において重要である指標についても説明する。

2.2.1　押しと降り

一般に、麻雀において攻める技術を押し、守る技術のことを降りという。麻雀で得点を加算することは、原則自分の手を和了することによってのみ実現される。したがって、押しの技術に関してはまず自分の手を和了まで持っていけるかということが重要となる。和了の形式としてはツモ和了とロン和了が存在し、ツモ和了では他の相手プレイヤー全てから得点を奪い、ロン和了では上がり牌を河に捨てたプレイヤーから得点を奪う。次の優先度として、和了の形、すなわち役によって加算される際の得点が異なるため、できるだけ高い打点の構成で上がることが求められる。

一方、麻雀で失点となる局面は、原則相手プレイヤーが和了した時である。失点の方式は２つあり、放銃失点と被ツモ失点によるものである。前述した相手プレイヤーがロン和了となるような牌を自分が河に捨ててしまった場合は放銃失点となり、相手プレイヤーがツモ和了した場合は被ツモ失点として得点を支払う。ただし、被ツモ失点の場合は他プレイヤーとともに失点を痛み分けすることになるので、放銃失点よりは失う得点が少ない。したがって、被ツモ失点は免れることは難しいが、放銃失点は自分の捨てる牌に注意することで免れることが可能となるため、降りの戦略としては主に相手プレイヤーをロン和了させないように打つことが基本となる。

2.2.2　シャンテン数

和了形は役によって多少の違いはあるが、一般に雀頭１つとメンツ４つで構成される。この形を、与えられた１３牌の配牌から始め、山から１枚ツモり自分の手牌から１枚切る動作を繰り返すことで完成させることが和了となる。ここで、まだ和了形に至っていない牌姿において、和了までどれだけの距離があるかを示すための指標としてシャンテン数が存在する。シャンテン数とは、実際には和了形ではなくその一つ手前の状況である聴牌を基準としたものであるが、基準としては和了までの距離として使って構わない。シャンテン数の具体的な定義は、現在の牌姿から最短何回のツモで聴牌にたどり着くことができるかをである。具体例を図 2.1 に示す。この場合は、最短であと３つの必要な牌をツモることで和了することができ、あと２つの必要な牌をツモることで聴牌であるため、この牌姿は２シャンテンである。

図 2.1: シャンテン数

2.3　関連研究

和了率を高めるための研究としては、大きく分けると以下のようになる。

- モンテカルロ法によるシミュレーションを用いた方法
麻雀は不確定不完全情報ゲームであるものの、その手数は有限である。したがって、開局時からランダムな手を選択し続けてもいずれ必ず終局となる。麻雀におけるモンテカルロ法とは、このようにランダムな手を選択し続けて終局までプレイする（これを以下プレイアウトと呼ぶ）ことを繰り返す方法である。特定の手を選択した後にプレイアウトを複数回行い、そのゲーム結果を平均してその手の良さとする。
- 上級者の牌譜を学習してモデルを作る方法
麻雀は多人数性要素、不確定要素、不完全情報要素によって、総合的な要素を兼ね備えたモデルを一から作り上げることは非常に難しい。そのため、上級者の試合データを利用し、複数の特徴量によってその打ち筋を学習し、上級者のプレイとの一致率を高めるようなモデルを制作する方法である。
- 途中局面のヒューリスティクスを用いた方法
先に述べたように、麻雀の途中局面の優劣を、総合的に比較する指標を作ることは極めて難しい。しかし、部分的であれば利用できる指標は存在する。例えば和了率においては、ある牌姿におけるシャンテン数、有効牌の数などがそれに当たる。これらの指標を利用し、ヒューリスティクス的に最適な手を選ぶようにする方法である。

上級者の牌譜を学習してモデルを作る方法では北川ら [15] や水上ら [18] の研究が報告されているが、いずれも面前においての和了率は平均プレイヤの実力に至っていない。これらは、4 人麻雀の牌譜を使っていることで、4 人麻雀独特の打ち方を排除できない問題や、上級者が認知できない最適解を求められない問題があった。

また、モンテカルロ法によるシミュレーションを用いた方法では、麻雀は分岐が多すぎるため探索範囲が広く、そのまま適用しても精度が出ない。したがってこの分野の研究としては、探索範囲を限定することができるUCB[1] やUCT[4] と言った手法が利用されている。UCB を利用した打牌アルゴリズムとしては中張らの研究が [19] あげられる。また、UCT を利用した打牌アルゴリズムでは、三木らの研究が [13] 挙げられる。これらはそれぞれの手法によって探索範囲を限定したシミュレーションを行っているが、麻雀の分岐局面が多すぎる問題に対してまだ課題が多く、平均プレイヤーを超える和了率は出せていない。

最後に途中局面のヒューリスティクスを用いた方法だが、面前の和了率を上げるためにはいい成績が出ている。この分野での研究としては、佐藤らの有効牌を数え上げることによって打牌するアルゴリズム [21] などがあげられる。相手プレイヤーに関する鳴きや打点などを考慮した観点からは劣る部分も多いが、面前の和了率については良い結果を残している。これらの研究は、本研究の手法と近いため、詳しく次章でまた解説する。

2.3.1 水上らの研究

水上らは、オンライン麻雀「天鳳」[10] の上級者のプレイヤーの牌譜データを学習し、平均化パーセプトロンを利用することで１人麻雀における和了率を高めた。以下平均化パーセプトロンについて述べる。

平均化パーセプトロンによるそれぞれの局面の評価式 f は、特徴ベクトルを x、 重みベクトルを w とすると、式 2.1 と表される。

$$f(x,w) = \sum_{i=1}^{n} x_i w_i \tag{2.1}$$

ツモった状態の手牌から、１４枚の全ての牌をそれぞれ切った場合に対して、それらの上記の評価値を求める。次に上級者が牌譜で実際に行った打牌 $t0$ と評価値の最も高かった打牌 $t1$ を比較する。これらが一致しなかった場合、重みベクトルを式 2.2 を利用し更新する。

$$w' = w + x_{t0} - x_{t1} \tag{2.2}$$

このようにして、平均化パーセプトロンにおける更新は行われる。全ての牌譜の局面に対しこれを繰り返し行い、毎局面の重みベクトルの平均値を最終的な重みとする。

これを利用した結果、水上らの１人麻雀プレイヤーの実力は平均プレイヤーを統計的に優位なレベルで超えることが出来た。しかし、４人麻雀の牌譜を元に使っていることによる１人麻雀とのズレや、上級者でも間違えやすい部分についての対策が打てない問題があった。そのため、１人麻雀の和了率は上級者には届かなかった。

2.3.2 UCB を用いた研究

通常のモンテカルロ探索では、ノードごとに期待される手の良さを途中で判定していないため、全てのノードに対して同じ回数のプレイアウトを行うことになる。（図 2.2）したがって、良い手が期待できないノードに対しても多くのプレイアウトを割り当てることになり、無駄なシミュレーションを行ってしまう事が考えられる。また、ノードによっては手の良さを決定する分岐がプレイアウトに対して大量にある場合、他のノードと同じ回数のプレイアウトでは十分な評価が出来ない可能性もある。このような問題に対しての解決手法として、Upper Confidence Bound (UCB) [1] を用いたものが存在する。

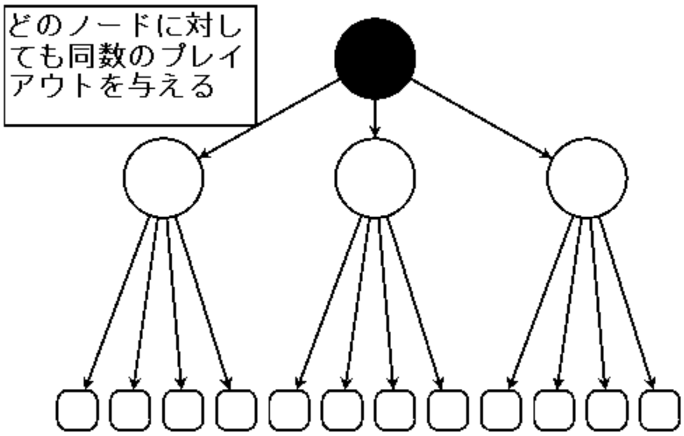

図 2.2: 通常のモンテカルロ探索

UCB の考え方を扱う方法では、一般に UCB1 値が使われている。UCB1 値を用いることによって各ノードの有望さをその都度確認し、全体のプレイアウトの回数や特定のノードで行われたプレイアウトの回数を考慮して、プレイアウトをどのノードに数多く割り当てるかということを判別することができる。UCB1 値は、子ノード j の平均報酬を x_j、定数として α, 親ノードの探索回数を n, 子ノード j の探索回数を n_j とした時、式 2.3 で表される。

$$UCB1 = \overline{x_j} + \alpha\sqrt{\frac{2\log n}{n_j}} \tag{2.3}$$

通常のモンテカルロ探索では平均報酬を、そのまま全てのプレイアウトが終了するまで行った上で算出される平均値としていた。すなわち、上記の式では x_j に当たるものである。しかし、UCB1 ではこれに対し $\alpha\sqrt{\frac{2\log n}{n_j}}$ で表される信頼度を加える。そうすることで、全てのプレイアウトを行うよりも前に信頼できる範囲を推定できる。これを利用し、多くのプレイアウトを割り当てなくとも、そのノードが有望かどうかを判別することが可能になる。（図 2.3）

この UCB を麻雀について適用した例は、中張ら [19] が報告している。中張らは、UCB を拡張した事前の学習を用いた LinUCB についてもその性能を評価している。しかし、１人麻雀の和了率を評価した結果では、和了率はどのアルゴリズムにおいても平均プレイヤーに１０％以上の差

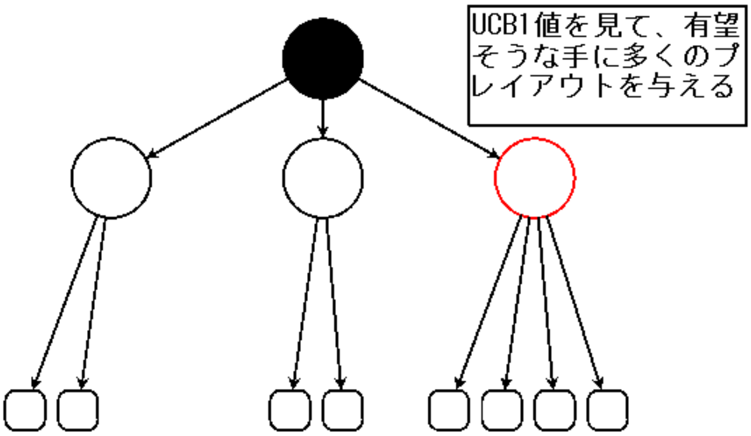

図 2.3: UCB を用いたモンテカルロ探索

をつけて劣っていた。UCB よりも性能が高いことが期待されていた LinUCB についても、良い特徴量を設計できず UCB よりも低い性能となった。したがってこの方法では、状況を劇的に改善する特徴量の設計などを発見しない限り、１０％以上の和了率の向上は難しいと考えられる。

第3章　提案手法

本章では、以上で述べた課題に対して本研究が提案する手法を述べる。

3.1　手法の概要

本研究が提案する手法は、期待和了巡目という途中局面の静的指数を評価することで、適切な打牌を選択するアルゴリズムである。与えられた牌姿において、和了形までにかかるツモの回数を和了までの消費巡目と定義する。ここで、麻雀においてはどのような牌をツモってくるかは確率的にしかわからず、確定的な情報ではない。したがって、和了までの消費巡目は同じ牌姿であったとしてもそれぞれの場合において異なる可能性がある。そのため、それらを十分な回数行った場合に収束することが期待される平均的な消費巡目を考える。これを、この論文では以下その牌姿における期待和了巡目とする。

3.2　期待和了巡目の算出

期待和了巡目を求めるためには、まず最初に有効牌のブロックを定義する。有効牌のブロックとは、同じブロック内の有効牌のいずれかを牌姿に加えることで、シャンテン数が１つ少なくなり、２つ以上加えてもシャンテン数がそれ以上下がらないような集合とする。また、本論文において有効牌とは直接シャンテン数を下げる効果を持つ牌のこととし、受け入れが広くなるような二次有効牌については考慮しないことに注意いただきたい。具体例を図 3.1 に示す。この牌姿の場合、有効牌のブロックはマンズの６９、ピンズの４６、ソーズの７の３つとなる。この牌姿の場合はシャンテン数は２シャンテンであるが、マンズの６を手牌に加えることでシャンテン数が１シャンテンになる。したがってこの場合マンズの６は有効牌であるが、この１シャンテンの状態でさらにマンズの９を手牌に加えてもシャンテン数は１のままである。そのため、マンズの６と９は同じ有効牌のブロックに属することがわかる。ピンズの４６、ソーズの７についても同様である。

１つの有効牌のブロックによって、シャンテン数が１さがるような平均消費巡目は、そのブロックの有効牌を一回のツモでツモる確率を P とすると、式 3.1 と表される。[8]

$$\lim_{k\to\infty}\sum kp(1-P)^{(k-1)}=\frac{1}{P} \tag{3.1}$$

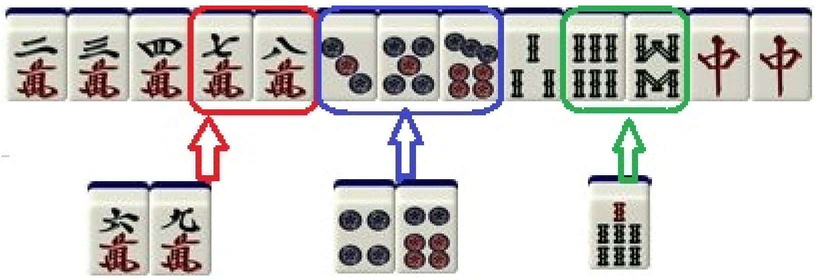

図 3.1: 有効牌のブロック

これを利用すると、ブロック同士が独立である場合は、平均の考え方を使うことでこれを複数のブロックにも拡張できる。全体としての平均消費巡目は、途中の達成地点を設けると、最初から途中までの平均消費巡目と途中から最後までの平均消費巡目の合計で表される。したがって、図 3.1 においてマンズのブロックのいずれかをツモる確率を p, 同様にピンズ、ソーズをそれぞれ q,r とおくと、マンズ→ピンズ→ソーズの順番にツモることで和了する平均消費巡目 C_{pqr} は式 3.2 で表される。ただし、厳密には、特定のブロックをツモるごとに、他のブロックの確率が変化する場合がある。しかしこれを考慮すると複雑な計算が必要とし、比較には大きな差にならないと考えられるため、本研究では同様の確率として計算する。

$$C_{pqr} = \frac{1}{p+q+r} + \frac{1}{q+r} + \frac{1}{r} \tag{3.2}$$

同様にして、実際に和了にたどり着くまではマンズ→ピンズ→ソーズの順番以外にブロックが埋まっていくパターンも考えられる。それらをその順番になる確率をかけて総和を取ったものが、平均和了巡目 C となる。(式 3.2)

$$C = pq \cdot C_{pqr} + pr \cdot C_{prq} + qp \cdot C_{qpr} + qr \cdot C_{qrp} + rp \cdot C_{rpq} + rq \cdot C_{rqp} \tag{3.3}$$

式 3.2 に示す C の添字は、その確率のブロックの順番で手が進み、和了する場合の消費巡目を指す。このようにして、例では 3 つのブロックの牌姿の平均和了巡目を算出したが、他の牌姿でブロックを定義した場合の平均和了巡目も同様に計算できる。

ここで本研究の期待和了巡目の計算方法について、いくつかの注意を述べる。ブロック同士が重複している場合においては、複雑な計算が必要となる。したがって、重複したブロックに存在する有効牌についてはどちらか片方に入れて計算するようにする。また、和了形が一般形でない七対子については、まず一般形と七対子のどちらがシャンテン数が低いかを考える。低いほうが

存在する場合はそちらの平均和了巡目を採用し、同じ場合は一般形を採用することとする。

3.3 想定されるメリット

この節では、以上に提案した手法を関連研究の事例を交えて、優位性があると期待される部分について述べる。まず最初に本手法と同じく与えられた牌姿に対して、途中局面のヒューリスティクスを評価することで妥当である牌姿を選択するアルゴリズムを挙げる。これらは、モンテカルロ法などのシミュレーションによる方法を行わないものである。また、関連研究としては本手法と同じく期待和了巡目と近い考え方を用いた例を述べる。しかし、この例では期待和了巡目の算出にモンテカルロ法によるシミュレーションを使っており、静的な評価方法ではない。また、期待和了巡目の算出方法も、ツモったあとに切らないという考え方を使っており、正確な評価ではない点がある。

3.3.1 シャンテン数を下げるアルゴリズムとの比較

麻雀において、特定の和了までに必要な牌の数がシャンテン数であるため、与えられた牌姿においてのシャンテン数を把握することは和了のしやすさを評価することにつながる。これは最も基本的な方法であるため、あらゆる麻雀 AI の研究で基礎として行われている。三木ら [12] は、UCT アルゴリズムの評価を行う際に、グリーディングプレイヤーとして、シャンテン数を下げるように打つプレイヤーを用いている。このグリーディングプレイヤーでは、与えられた牌姿の中で打つことのできる全ての牌に対して、打った後のシャンテン数を調べる。その後、元の牌姿とそれらのシャンテン数をそれぞれ比較し、シャンテン数が小さくなるような手を選択するアルゴリズムである。シャンテン数が同じように小さくなる手が複数あった場合には、ランダムでその中から選んだものを選択するようになっている。具体例を図 3.3 に示す。

この手法の問題点は、シャンテン数を下げる牌の中が複数あるときにランダムで打牌を選択しているところにある。一般にある牌姿からシャンテン数を下げる牌は複数あることがほとんどであり、ここでランダムな要素を入れてしまうと、その中での優劣を比較できない。シャンテン数を下げる牌の中でも牌の優劣を決めるための方法として、有効牌の数を比較する手法があげられる。これについて次節で解説する。

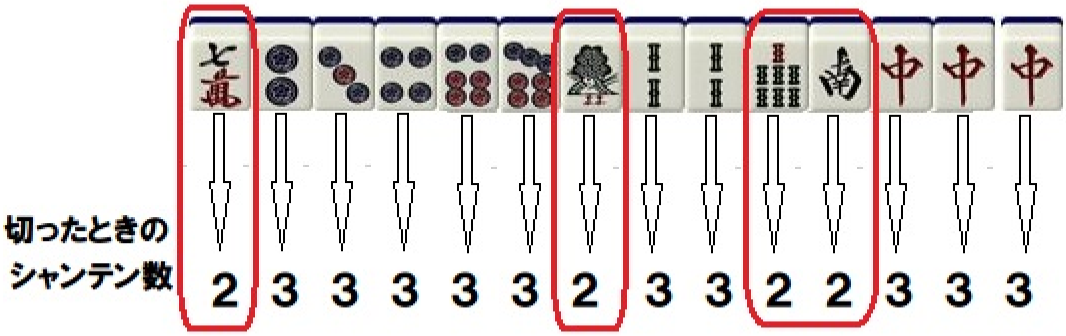

図 3.2: シャンテン数下げるように打つアルゴリズム

3.3.2 有効牌の数を数えるアルゴリズムとの比較

有効牌とは、シャンテン数を下げる牌のことである。具体例を図 3.3 に示す。

この牌姿では、マンズの７、ソーズの１、７、字牌の南のどれを切ってもシャンテン数は下がるが、有効牌の数は異なる。有効牌の数を比較すると、それぞれ３９、５１、３９、５５となっていて、５５である字牌の南を切ることになる。このアルゴリズムは、佐藤ら [21] の研究で詳しく行われている。この方法の問題点は、同じ有効牌の数であっても、ブロックの構成要素の違いを理由に和了率が異なるという点が挙げられる。また、佐藤らの研究では、目先の有効牌だけを比較するのではなく、再帰的に次の展開の有効牌も比較しているが、最終的には末端の有効牌を比較しているためそれまでの関連性が排除されている。したがって和了にたどり着くまでのシャンテン数が大きければ大きいほど実際の和了率を挙げる選択とかけ離れる問題がある。

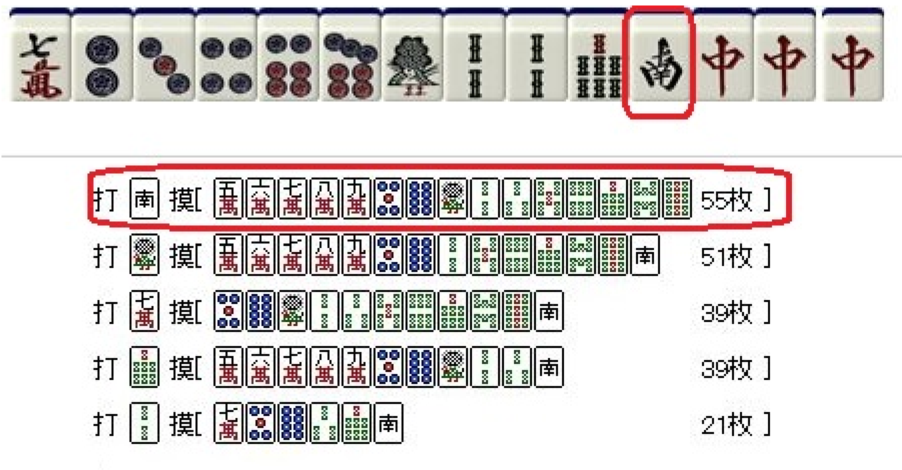

図 3.3: 有効牌が多くなるように打つアルゴリズム

3.3.3 擬似的に期待和了巡目をモンテカルロ法で行った研究との比較

水上ら [18] の研究の前衛である、「麻雀を打つ機械」[6] の牌効率のアルゴリズムでは、モンテカルロ木探索を用いている。そのアルゴリズムの概要を図 3.4 に示す。ツモを入れた状態で１４枚の牌姿から、それぞれ切ることのできる牌を切った場合を一つのノードとする。この場合深さ１の１４つのノードができることになる。

この後、それぞれのノードの状態から、ツモることの可能な牌をランダムにツモっていくシミュレーションを行う。この場合ツモる事のできる牌とは、場や自分の手牌に情報として見えている牌をゲーム開始時に存在する麻雀牌セットの中から抜いたものである。通常麻雀のルールでは、牌をツモることで次に捨てるという動作が発生するが、ここではそれを行わない。これをしないことで、探索空間が膨大に膨れ上がるの防ぐ効果があり、特定のシミュレーション時に最速で上がるための手順を特定することが可能となる。ツモを連続で行っていき、それまで手牌に残っていた牌の組み合わせで和了することができる場合となるまでシミュレーションを行い、上がった場合にプレイアウトとなる。このシミュレーションを各ノードでそれぞれ十分な回数行い、プレイアウト発生するまでのツモった回数の平均とり評価値とする。最後に、各ノードの評価値を比較し、最もこの値が少なかったノードが最適な打牌と考え選択することになる。プレイアウトまでにツモった回数の平均が少なければ少ないほど、より早く和了できることが期待されるからである。

しかしこの方法では、和了までの平均消費巡目を簡易的なモンテカルロ法によって統計的に求めているため、誤差が大きい問題があった。また、算出を簡単にするためにツモったあとに切らないようにしているため、正確な評価ではない点がある。

図 3.4: モンテカルロ法で期待和了巡目を求めるアルゴリズム

第4章　設計と実装

本章では、前章で提案した手法を評価するため制作した、1 人麻雀と 4 人麻雀自動打ちシステムの設計と実装について述べる。

4.1　1 人麻雀の設計と実装

前章で提示した、期待和了平均順目の評価による打牌アルゴリズムを評価するために、1 人麻雀プレイヤーを実装した。実装環境は表 4.1 に示す。1 人麻雀とは、相手プレイヤーを考慮せず、多人数性を取り除いた麻雀のことである。ルールについては次節で詳しく説明している。本研究で実装した 1 人麻雀プレイヤーのフローチャート図を図 4.1 に示す。

表 4.1: 1 人麻雀の実装環境

項目	内容
言語	C++
ビルド環境	VisualStudio 2015 Community
OS	Windows 7 Home Premium
プロセッサ	AME A10-6800K APU with Radeon HD Graphics 4.10GHz
実装メモリ	8.00GB
実装コード行数	約 2000 行

まず、1 人麻雀プレイヤーにおいて開局から、終局まで行う対局のループを定義する。開局時には、山と配牌を設置する。その後山から一つ牌をツモり、一つ捨てる動作を繰り返す。終了条件を満たした時点で終局となり、その局の成績を集計する。このループを 1 人麻雀プレイヤーにおける 1 対局と定義する。この対局のループを十分な回数行い、和了率を測定する。

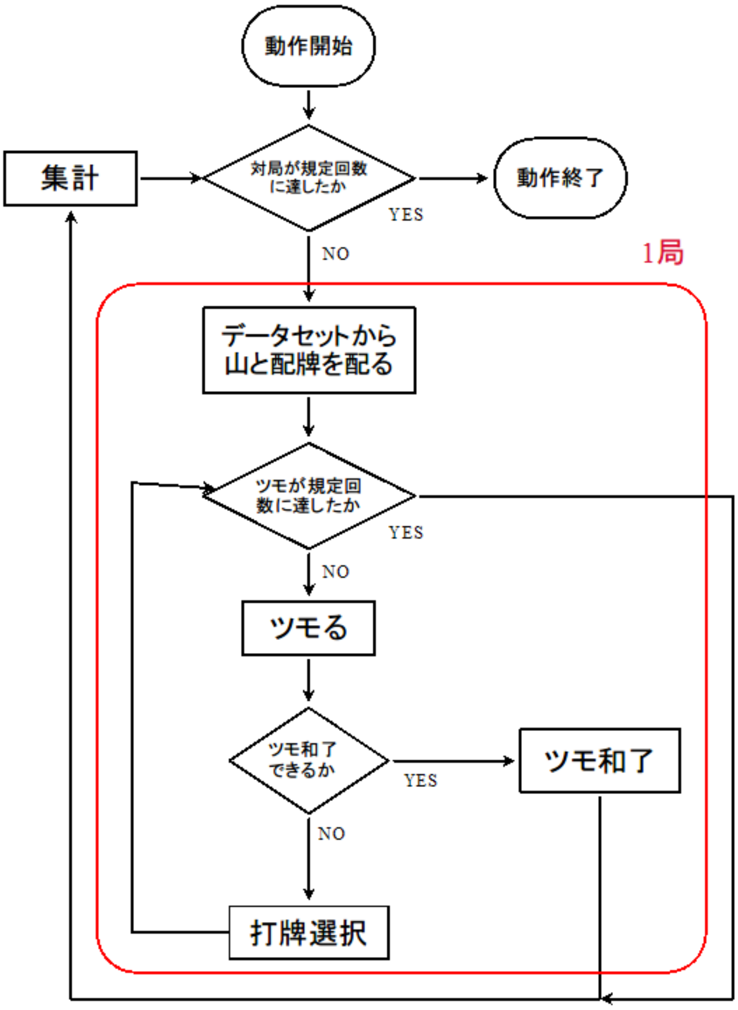

図 4.1: 1 人麻雀のフローチャート

4.1.1 1 人麻雀のルール

通常の 4 人麻雀では、多人数性の問題があるため、分岐や考慮すべき問題が多い難しさがある。この難しさを解消するために、相手を考慮しない 1 人麻雀を考える。この 1 人麻雀のルールは、相手プレイヤーを考えないため、点数を支払う事による放銃や被ツモ失点などを考えない。また、相手プレイヤーによる捨て牌が存在しないので、鳴きや栄和を考えない。リーチについても、和了率の観点では不要なため、考えない。門前でツモを繰り返し行うだけのシンプルなシステムである。

また 1 人麻雀の成績の評価においてはその点数の推移よりも、和了率自体が重要だと考えられている。したがって、点数という複雑なパラメータを省いた和了率に注目したルールとなっている。その理由としては、以下のような理由が一般的に知られている。[18]

4 人麻雀では成績が良いプレイヤーであるほど、平均和了点が低く、和了率が高いというデータが存在する。[17] したがって、上手いプレイヤーは点数よりも和了率を重視して打っているこ

表 4.2: 本研究の１人麻雀のルール

アクション	４人麻雀	１人麻雀
和了	ツモ和了、ロン和了どちらも可	ツモ和了のみ
点数	失点や和了の点数を考慮する	点数は考えない
リーチ	可能	なし
鳴き	チー、ポン、カンが可能	なし
終局	誰かが和了するか、ツモ山 70 枚がなくなるまで（136-14-13*4)	和了するか、ツモ回数が規定に達するか

とがわかる。それらの理由を以下にまとめる。

- **得点の期待値による観点**
  麻雀は高い点数の役を作ることで、和了した時の点数が上がる。しかし一方、役を作ろうとすることでまっすぐ和了形に手を進めなくなるため、和了率が下がる。上手いプレイヤーは和了による期待値をあげようとするため、無理に役を作らない。したがって、平均和了点が低くなり、和了率が上がると考えられる。
- **麻雀の点数計算の特性による観点**
  麻雀の点数の特性上、満貫までの点数は指数関数的にその得点が増えていくが、満貫以上の場合は線形に近くなる。したがって、難易度に対して望める点数が割に合わない高い和了を狙うより、比較的低い点数の和了を多く行うことが効率が良い。
- **失点を防ぐ観点**
  ４人麻雀では自分が放銃をしない場合も他プレイヤーの和了によって、被ツモ失点を受けることがある。これに対しても、自分が和了をすることで相手プレイヤーが和了することができないため、相手の和了を防ぐという意味で和了率が高いことは重要である。

4.1.2 終了条件

図 4.1 に示した１局の終了条件は、ツモが規定回数に達するか、和了したかのいずれかとしている。４人麻雀においても、いずれかのプレイヤーが和了しない場合において、ツモの回数が規定回数（厳密には山がなくなるまでだが）に達した場合は終了となる。したがって、１人麻雀においても、和了が発生しない場合においても対局が終了するような条件を入れた。また、通常の４人麻雀ではツモの回数は、流局した場合平均的に１８回である。しかし１人麻雀を評価として利用している関連研究の多く [21][18] が、１人麻雀のツモの規定回数を２７回としているため、本研究でもツモの回数を２７回とした。また、対局数に関しては、５０００局のものと１００局のもので分けた。詳しくは次章の評価で述べるが、AI アルゴリズム同士では十分な回数行い、人間プレイヤーも評価に加える際は実現が可能な１００局という対局数を用いた。

4.1.3 データセット

１人麻雀で AI や人間が対局を行うとき、山や配牌は毎回ランダムに生成するわけではなく、予め用意したデータセットを扱う。１人麻雀の一局において扱う牌の数は、初期配牌１３牌と山２７牌の合計４０牌である。この４０牌を、予め麻雀の対局で使用可能な１３６牌の中から、ランダムに抽出し並べておく。このセットを対局数分用意したものがデータセットである。このように同じデータセットで十分な回数それぞれの手法で１人麻雀を打つことで、手法ごとの和了率の優劣が精密に比較可能である。

4.2 ４人麻雀自動打ちシステムの設計と実装

本研究の提案手法のアルゴリズムが４人麻雀でも有用かどうかを調べるために、４人麻雀で実際に対戦するための自動打ちシステムを実装した。実装は表 4.3 に示す VM 上で行った。このシステムを動かす場所として、オンライン麻雀サイト「天鳳」[10] を選んだ。実装した自動打ちシステムの大きな流れを図 4.2 に示す。

表 4.3: ４人麻雀自動打ちシステムの実装環境

項目	内容
言語	C#
ビルド環境	VisualStudio 2015 Community
OS	Windows Embedded 8.1 Industry Pro
プロセッサ	Intel Xeon CPU E5-2420 v2@2.20Ghz v2@2.20Ghz（2 プロセッサ）
実装メモリ	4.00GB
実装コード行数	約 3000 行

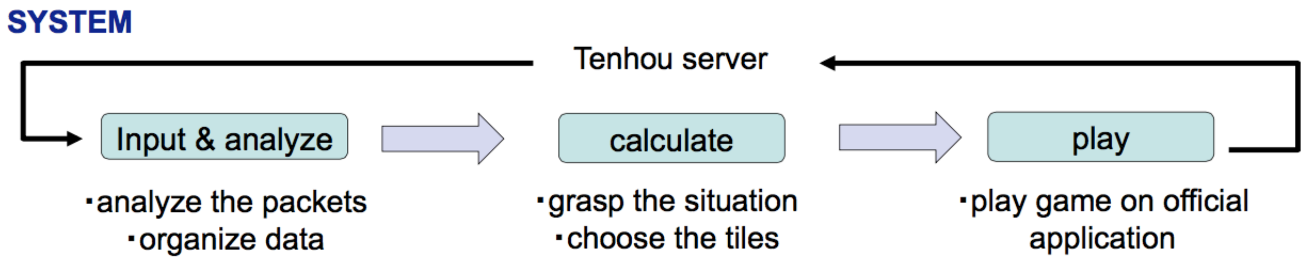

図 4.2: 天鳳上で自動打ちするためのシステムの設計図

まず、天鳳サーバーから受け取った情報を送られてくるパケットとして読み取る。次に、受け取った情報を整理・計算し選択する打牌を決定する。最後に、決定した打牌を公式アプリケーションを通じて天鳳サーバーにまた送るといった流れである。次の節以降その詳細について解説する。

4.2.1 オンライン麻雀サイト天鳳

天鳳は、現在インターネット上で麻雀を打つことができるサイトの中で最も利用者が多いサイトであり、登録者は３９０万人を超える大型のサイトである。また、アクティブユーザー (180 日以内の対戦履歴があるプレーヤ数) は２７万人を超え、現在最も活気のあるインターネット上の麻雀フィールドである。天鳳では麻雀研究に対する支援が充実しているという面も大きい。

最高ランク者のみが打つことのできる鳳凰卓というクラスの試合データ（以下牌譜）を全て公開しており、より良質な強者の牌譜を取得することができる。これらの牌譜は一日に約５００試合ほど手に入り、量ともに十分利用できる。これについては、筆者も強者の統計的な手順について研究する際によく利用させていただいた。また、天鳳では AI で麻雀を打つことを一定の条件下で許可している点も大きい。鳳凰卓については人間同士の生粋の強者のフィールドというコンセプトがあるため許可されていないが、その下の特上卓以下では条件を揃えることで対戦することが可能である。

一番下の一般卓については、最も低ランクなため対戦人数も多いため、AI による影響が少ないと考えられている。そのためある程度対戦が可能な AI であれば、他プレイヤーの迷惑にならないような範囲での利用が許可されている。また、一般卓と鳳凰卓の間の上級卓・特上卓では、AI を用いて他のプレイヤーの不正検出に協力するという条件を元に AI の稼働を許可されている。AI を稼働させることによる他プレイヤーのメリットを提供することで、反対するものが少なくなるからである。本研究のシステムは、一般卓で稼働させた。

表 4.4: ランク別リスト・AI 稼働条件

卓	一般卓	上級卓	特上卓	鳳凰卓
レベル	下位約 80%	上位約 20%	上位約 10%	上位約 1%
AI 稼働条件	マナー厳守	不正検出に協力	不正検出に協力	不可

4.2.2 入力

天鳳サーバーから送られてくる情報を読み取るためには、プレイするための公式アプリケーションを扱う必要がある。天鳳では未だに AI を動かすための公式 API が公開されていないので、公式アプリケーションでプレイした情報を画像認識して解析するか、送られてくるパケットを解析する必要がある。本研究では、kmo2 氏が公開している天鳳パケット解析用オープンソース [3] を利用し、パケット解析を利用することで情報の入力を行った。

4.2.3 計算

前節で入力した情報を、それぞれ整理し打牌選択を行うアルゴリズムが使用できるような形に格納した。打牌の選択は、3 章で示した期待和了巡目を用いたアルゴリズムで行う。

シャンテン数の計算方法については、バックトラック法を用いた。バックトラック法とは、8クイーン問題の解決法で良くあげられるように、難しい組み合わせの問題を効率よく解くために考案された方法である。麻雀においては、シャンテン数を求めることはすなわち決められた牌姿を要素ごとの組み合わせに分解することであり、バックトラック法が有用である。雀頭・メンツ・ターツの組み合わせを最もシャンテン数を下げる形で分解することが必要になる。麻雀の和了形においては、雀頭が一つであるため、まずは雀頭として考えられる要素を取り出す。次に、メンツとして考えられる要素を取り出し、最後にターツを取り出す。メンツはターツからシャンテン数を一つ下げた形であるため、メンツで取り出せる部分がある場合はそちらを優先して行う。このようにして各要素の優先順位を付けながら考えられる組み合わせを抽出したとき、最もシャンテン数が小さいものがその牌姿のシャンテン数である。

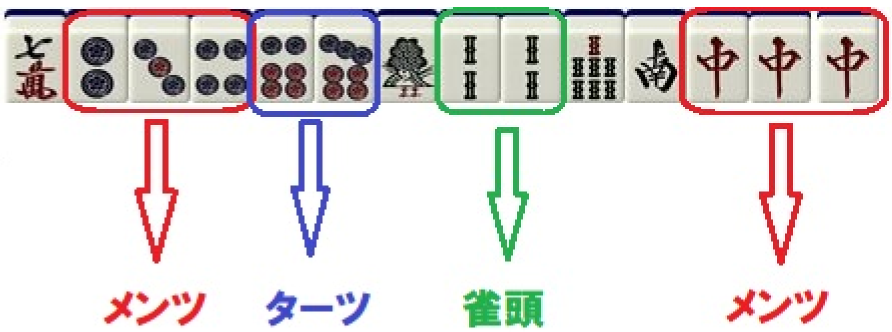

図 4.3: シャンテン数を求めるバックトラック法

4.2.4 出力

計算過程によって決定した牌を、天鳳サーバーに送信するためにも、プレイ用の公式アプリケーションを用いる。公式アプリケーションを介さないで直接データを送ることは、少しでも不正なプレイにならないようにするために必要なことである。公式アプリケーションで打牌を行うためには、決定した打牌を GUI で操作して選択する必要がある。したがって、出力過程では選択した牌をクリックできるよう、マウスイベントを呼ぶプログラム実装した。天鳳において公式アプリケーションで自動理牌を行うと、マンズ、ピンズ、ソーズ、字牌の順番になる。そのため、手牌の情報から切りたい牌が手牌の左から何番目にあるかを計算することができる。これを利用して、予め手牌の左端の座標を記憶し、そこから切りたい牌がどれだけ右側にあるかを計算させて、擬似的に切りたい牌を切るように設計した。

第5章　評価

本章では、前章で提案した手法で実装したアルゴリズムの AI を 4 章で実装した 1 人麻雀で打たせ、和了率を評価する。１人麻雀では和了率についてのみ評価した。また、人間プレイヤーとの比較、アルゴリズム同士の比較をそれぞれ別の対戦数で行った。同様に４人麻雀で打った際の成績も評価する。４人麻雀の評価項目は、和了率、放銃率、レーティングである。

5.1　１人麻雀における成績の評価

提案手法で提示した、期待和了順目の評価による打牌選択のアルゴリズムを 1 人麻雀に適用し、性能を評価した。なお、実装環境は前章で示した表 4.1 と同じである。図 5.1 に示すのは、同じ５０００局のテストデータを与え、対局を行うごとに和了率を測定し更新していったときのグラフである。横軸を対局数、縦軸を和了率とした。対局数が５０戦以下の場合では、極端に母数が少なく和了率の分散が大きいため、グラフに示すのは５０戦以上の対局の結果とした。

図 5.1 に示すアルゴリズムの詳細について述べる。

- シャンテン数
  選択した打牌が元の牌姿に比べて、シャンテン数が最も少なくなるような牌を選択して打牌するアルゴリズムである。そのような牌が複数存在する場合はその中からランダムに決定し、打牌する。
- 有効牌
  上記の「シャンテン数」のアルゴリズムの中で、複数の牌が存在するときに更に優劣を比較して打牌を決定するアルゴリズムである。シャンテン数を下げる牌の集合の中から、それぞれを切った場合の有効牌の枚数を比較して最も多いもの選択肢、打牌する。
- 期待和了巡目
  本研究で提案した、打牌した時にその手の期待和了巡目が最も小さいものを選択するアルゴリズムである。期待和了巡目とは与えられた牌姿が和了までにかかる平均消費巡目を指すもので、本論文においての詳細な定義は 3 章によるものとする。

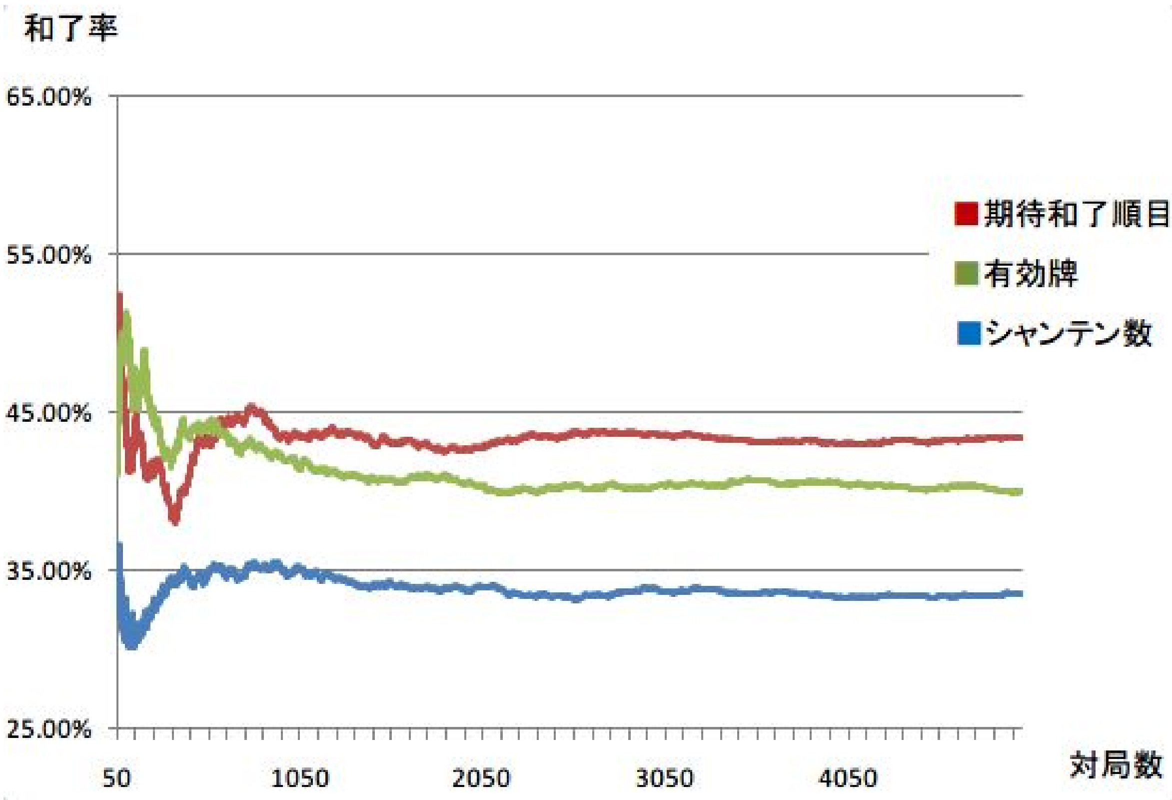

図 5.1: １人麻雀の和了率遷移

始めの約５００戦では、どのアルゴリズムも概ね下降をし続けた。これは、この付近の対局で使われたデータセットが元々和了しにくいものであったと考えられる。例えば、シャンテン数が元々大きい集合体が偏ることで、どのアルゴリズムであっても２７回のツモまでに和了出来ないケースが多くなるからである。しかし、全体として下降している傾向があるものの、同じデータセットを使っている中で「シャンテン数」のアルゴリズムは他のアルゴリズムに比べて和了率が明らかに低い。このことから、約５００戦であってもある程度「シャンテン数」のアルゴリズムは和了率の観点からは劣ると考えられる。また、他の２つのアルゴリズムである「有効牌」と「期待和了巡目」については、約５００戦の結果では和了率の差が明確ではない。したがって更に対局数を増やした結果を見る必要がある。

対局数が１０００戦を超えると、どのアルゴリズムもほぼ横ばいの和了率になっていった。そして５０００戦到達した時には、それぞれのアルゴリズムの和了率には明確な差が見られた。最終的な和了率は「シャンテン数」が３３．５８％、「有効牌」が４０．１０％、「期待和了巡目」が４３．４２％となった。

次に、天鳳において実力が上位０．１％に当たる上級者（本論文執筆者）と、天鳳において全体の５０％に当たる平均プレイヤーを一人ずつ用意し、１００局のテストデータで同じく和了率を比較した。その結果を表 5.1 に示す。この場合も同じテストデータで他のアルゴリズムによる和了率も測定している。また、表 5.1 に示すそれぞれのアルゴリズムについては、詳細は図 5.1 においてのものと同じである。

表 5.1: １００局のデータセットでの和了率

プレイヤー	和了率（%)
上級者	53
期待和了巡目	44
有効牌	41
平均プレイヤー	36
シャンテン数	32

１人麻雀を５０００局打たせたことによる和了率の比較では、「シャンテン数」＜「有効牌」＜「期待和了巡目」という結果となった。これは統計的に優位な水準での優劣である。結果については期待通りで、シャンテン数を下げるだけのアルゴリズムに対し、それをさらに有効牌の数を比べるアルゴリズムでは和了率が上昇した。また、本研究で提案した「期待和了巡目」のアルゴリズムでは、さらに有効牌の中でもより和了までの到達度を正確に計算することで和了率が上がることが確認された。１人麻雀による対局では、多人数性が存在しないため、本手法がうまく適用できると考えられる。また、上級者と平均実力者の人間プレイヤーを加えた１００局の対局では、期待和了巡目のアルゴリズムの和了率は平均プレイヤーより優り、上級者に劣る結果となった。これは、上級者の場合はシャンテン数が瞬間的にあえて最小でないような打牌をして結果的に和了率がもっとも高くなる場合が存在するからであると考えられる。期待和了巡目はシャンテン数が最小になる牌の中から打牌を選択しているため、このような選択が行えない。

5.2 ４人麻雀における成績の評価

本研究では１人麻雀における和了率の上昇を目指すため、静的指数である期待和了巡目を利用し、打牌を決定するアルゴリズムを提案した。これを第４章で設計した実装を元に、オンライン麻雀天鳳で打たせ、その成績を集計した。なお、実装環境は前章で示した、表 4.3 と同じである。対戦した場所は天鳳の一般卓で、ルールは喰いアリ赤アリの東風戦、持ち時間は３秒である。２０１６年１１月から２０１７年１月までの期間対戦を行い、試合数は２２３１戦となった。同じように、関連研究では１人麻雀のアルゴリズムを４人麻雀に適用し、実際の対人戦でその成績を評価している例が存在する。この節では、それらの研究の成績と本手法の比較を行い、その優位性を評価した。

評価として、和了率、放銃率、レーティングを比較した。

5.2.1 和了率

４人麻雀で実装した自動打ちシステムを対戦させた結果の、和了率の遷移を図 5.2 に示す。横軸を対局数、縦軸を和了率とした。５０戦以下の対局では母数が少ないために和了率の分散が大

きいため、図は５０戦以上の対局からの和了率を掲載した。和了率は３００戦までは分散が大きかったが、５００戦を超えると徐々に収束していき、２２３１戦後の最終和了率は２１．２９０％となった。

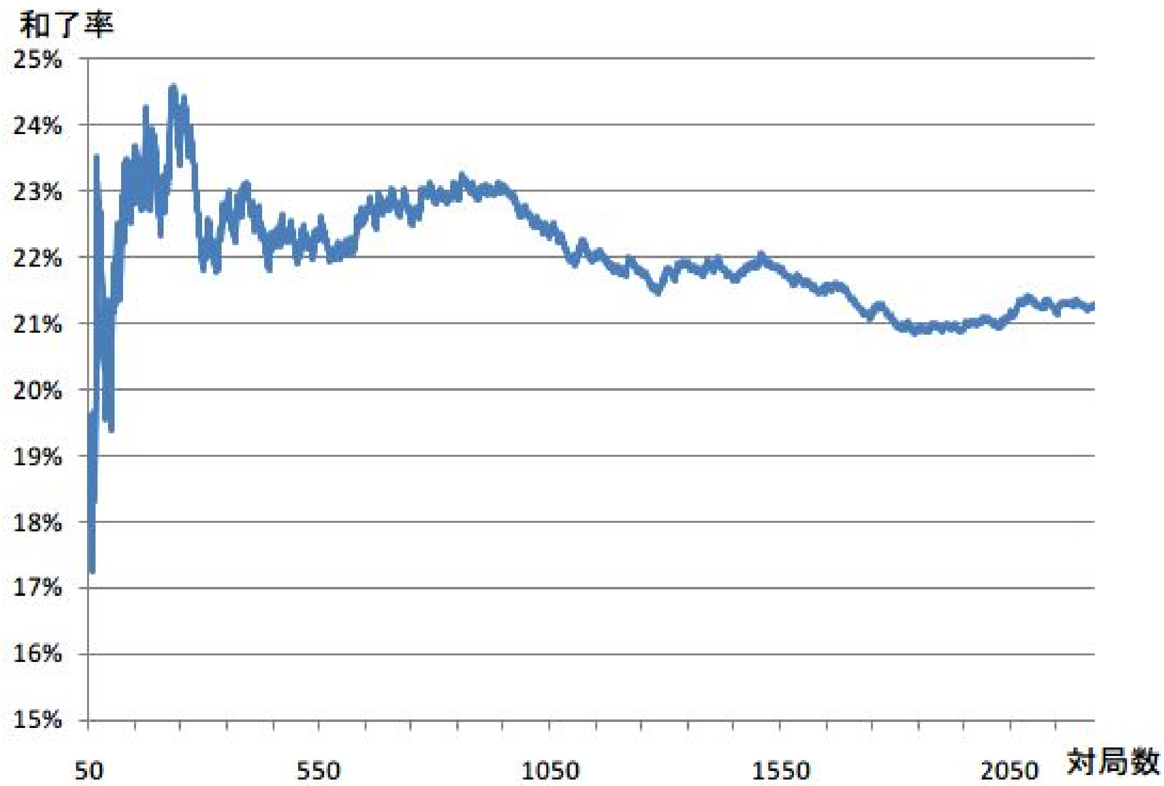

図 5.2: 和了率遷移

また、関連研究と比べた結果の表 5.2 に示す。佐藤らは有効牌を数え上げることによって打牌を選択するアルゴリズムを使用したが、その中で再帰の深さを変えたりヒューリスティックを加えたり複数の手法においてのデータを取っている。ただしそれらによる差は統計的に優位なほど大きな差ではなかったため、今回はそれらの中で最も基本的である再帰の深さ１のものと比較した。また、表にある平均プレイヤーとは、天鳳において平均レートが１５００付近である初段のプレイヤーとした。そのデータは天鳳 [10] のランキングページに公開されているものを引用した。

表 5.2: ４人麻雀においての和了率の比較

プレイヤー	本研究	佐藤らの研究	水上らの研究	平均プレイヤー
対局数	2231	2526	504	-
和了率 (%)	21.3	20.1	18.8	21.9

和了率を比較すると、本手法は佐藤らの研究をわずかに上回る結果となった。佐藤らの研究では有効牌の数え上げによって打牌を選択しているが、本手法では平均和了巡目を用いることでより先の展開を考慮した打牌の選択が可能になっていると考えられる。これは事前に期待されてい

たとおりであった。しかし、大きな差が生まれたというわけではなく、平均プレイヤーを優位に超えることはできなかった。

5.2.2　放銃率

次に、放銃率の遷移を図 5.3 に示す。横軸を対局数、縦軸を放銃率とした。５０戦以下の対局では母数が少ないために放銃率の分散が大きいため、図は５０戦以上の対局からの放銃率を掲載した。放銃率は５００戦までは下降を続けたが、１０００戦を超えると徐々に収束していき、２２３１戦後の最終放銃率は１８．３７７％となった。

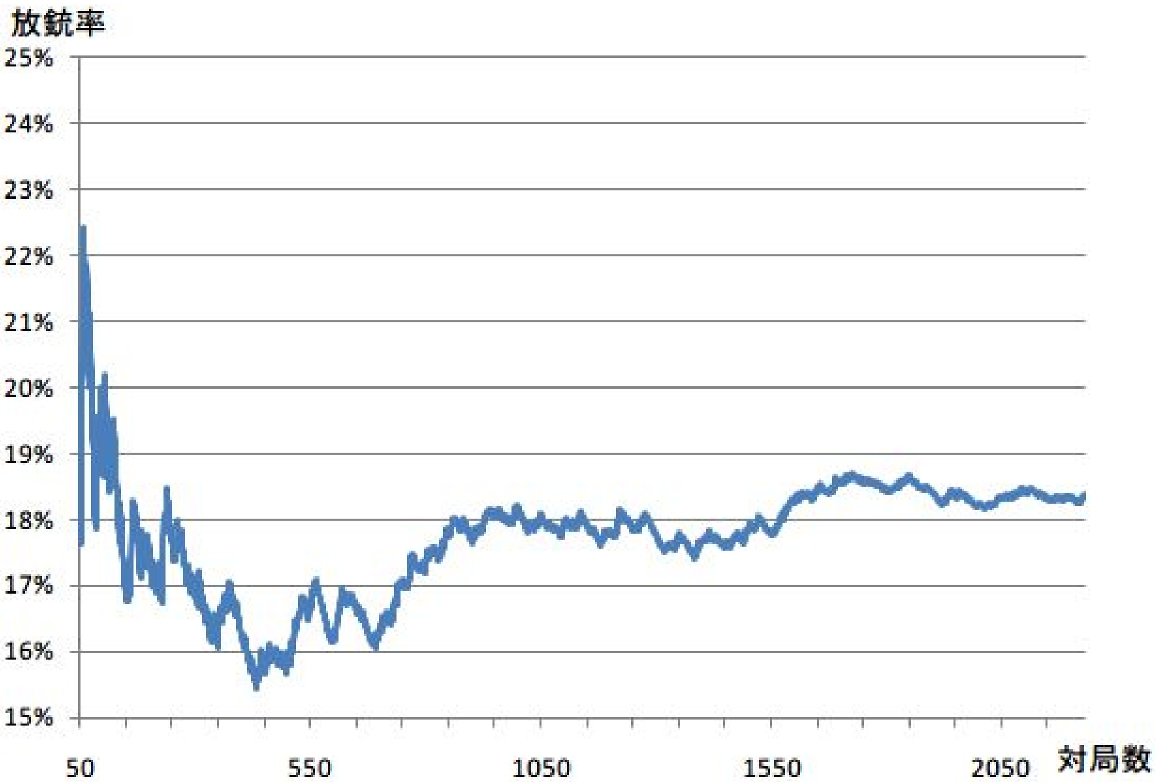

図 5.3: 放銃率遷移

また、関連研究と比べた結果を表 5.3 に示す。放銃率においてはどの研究にも大きな差は見られなかった。これらの研究では、４人麻雀におけるオリの戦略を加えていないからであると考えられる。平均プレイヤーはオリを行っているため、放銃率が低い。４人麻雀においては放銃率による失点は成績を悪くするため、重要な指標であるが、これらはオリの戦略を実装することで改善する必要があると考えられる。

5.2.3　レーティング

レーティングとは、特定のプレイヤーが他のプレイヤーと比較してどの程度成績が良いかを図る評価の仕方の一つである。レーティングは、平均順位と負の相関を持ち、式 5.1 で計算される。

表 5.3: ４人麻雀においての放銃率の比較

プレイヤー	本研究	佐藤らの研究	水上らの研究	平均プレイヤー
対局数	2231	2526	504	-
放銃率 (%)	18.4	18.9	19.0	16.4

ゲームを行ったときの卓の平均のレーティングを R_{ave} とし、ゲームの結果の順位を $Rank$、ゲームを行う前のレーティングを R とした時、そのゲームによって更新されるレーティングが R' である。初期の時点でのレーティング（R）は１５００である。

$$R' = R + (50 - Rank \times\ 20 + \frac{R_{ave} - R}{40}) \times\ 0.2 \tag{5.1}$$

４人麻雀で実装した自動打ちシステムを対戦させた結果の、レーティングの遷移を図 5.4 に示す。横軸を対局数、縦軸をレーティングとした。５０戦以下の対局では母数が少ないためにレーティングの分散が大きいため、図は５０戦以上の対局からのレーティングを掲載した。レーティングは５００戦までは分散が大きかったが、１０００戦を超えると徐々に収束していき、２２３１戦後の最終レーティングは１３８２となった。

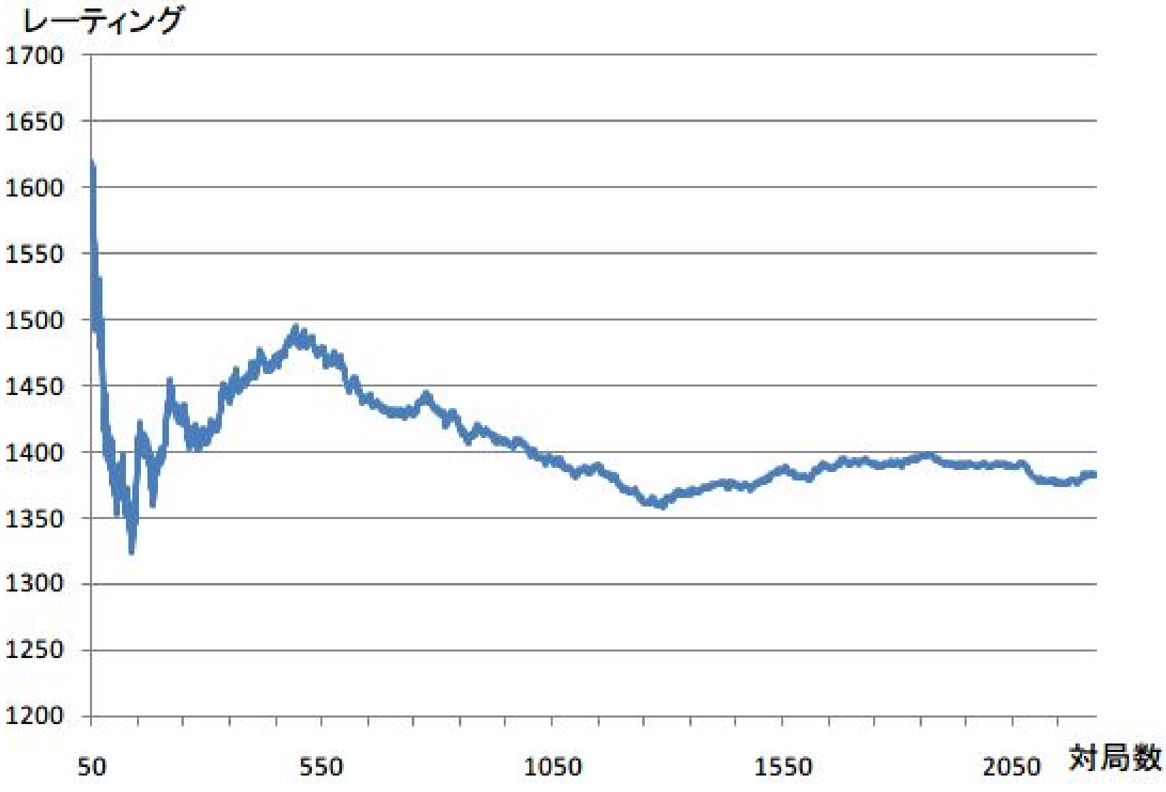

図 5.4: レーティング遷移

また、関連研究と比べた結果を表 5.4 に示す。レーティングは佐藤らの研究をわずかに上回るという結果になった。しかし大きな有意差は見られず、平均プレイヤーにも及ばなかった。これ

は和了率の観点では本研究が優位なものの、四人麻雀では多人数性の理由によりほかの影響が多いことが考えられる。理由としては、1 人麻雀では和了率が本研究の方が高いものの、放銃率では平均プレイヤーが低く出ているため、オリの影響が大きいと思われるからである。

表 5.4: 4 人麻雀においてのレーティングの比較

プレイヤー	本研究	佐藤らの研究	平均プレイヤー
対局数	2231	2526	-
レート	1382	1339	1558

5.3 考察

以上で示した評価において、1 人麻雀と 4 人麻雀のそれぞれの和了率を表 5.5 にまとめる。ここでの 1 人麻雀の和了率は表 5.1 に示した値、4 人麻雀の和了率は表 5.2 の値を用いた。4 人麻雀においての有効牌アルゴリズムの値は、佐藤らのものを引用している。

表 5.5: 4 人麻雀においての和了率の比較

プレイヤー	期待和了巡目	有効牌	平均プレイヤー	上級者
1 人麻雀の和了率 (%)	44	41	36	53
4 人麻雀の和了率 (%)	21.3	20.1	21.9	27.3

1 人麻雀の和了率は、期待和了巡目のアルゴリズムが平均プレイヤーと有効牌のアルゴリズムを抑え高い数値を出している。これは、期待通り期待和了巡目のアルゴリズムが 1 人麻雀にうまく適用できたと考えられる。しかし、上級者には及ばず、これ以上和了率を上げるためにはさらなるアルゴリズムの改善が必要である。本研究の提案する、期待和了巡目を用いた打牌アルゴリズムでは、有効牌を更にブロックごとに分けることで、有効牌を単に数だけで比較するのではなく期待和了巡目という観点から比較している。この結果、単に有効牌の数だけを比較するアルゴリズムよりも高い和了率を出すことが出来たが、今回の期待和了巡目では複雑になると思われる部分を一部仮定による概算で求めている。例えば、それぞれのブロックをツモる確率は手の進み方により一定と仮定している。実際には手の進みによって変化する場合があるので、それを考慮したモデルを作ることで、さらなる和了率の上昇が期待できる。

4 人麻雀の和了率は、期待和了巡目のアルゴリズムが有効牌のアルゴリズムよりわずかに高い数値を示したものの、平均プレイヤーを超えることは出来ないという結果になった。表 5.5 の 1 人麻雀の和了率と 4 人麻雀の和了率を比較してみると、1 人麻雀による和了率は平均プレイヤーを明らかに超えているが、4 人麻雀では大差がない。このことから、4 人麻雀における和了率は多人数性による影響が強く影響していると考えられる。4 人麻雀の和了率に影響を与える要素としては、鳴きによる和了や相手プレイヤーの和了による終局などが考えられる。鳴きを研究した

アルゴリズムでは平均プレイヤーの和了率を超えたという報告もされており [14], 鳴きによる研究は特に重要だと考えられる。

第6章　結論

本章では、本研究が提案する期待和了巡目を用いた打牌アルゴリズムによって得られた知見について述べる。

6.1　本研究のまとめ

本研究では、各牌姿における期待和了巡目という途中局面の静的指数を評価することで、適切な打牌を選択するアルゴリズムを提案した。評価として、１人麻雀における和了率、４人麻雀における和了率・放銃率・レーティングを比較した。本研究の提案手法では、１人麻雀の和了率が「シャンテン数を下げるように打つアルゴリズム」と「有効牌が多くなるように打つアルゴリズム」と比較して約３％高いということが示された。また、平均プレイヤーよりも約８％高い和了率であることが確認された。一方４人麻雀では、本研究の期待和了巡目を扱ったアルゴリズムが有効牌を扱ったアルゴリズムより和了率とレーティングがわずかに高いことが示された。しかし、大きな有意差は無く、どちらも平均プレイヤーに及ばなかった。

6.2　本研究の結論

１人麻雀における和了率の結果から、本研究の期待和了巡目を扱った打牌選択のアルゴリズムは面前の打牌選択において有用であることがわかった。麻雀において和了率が高いことは成績において重要であるため、その観点から麻雀の成績を上げることに利用できる可能性が高いということがわかった。しかし、４人麻雀においての和了率やレーティングの結果から、多人数性が存在する鳴きやオリの観点の考慮を行わないとこれ以上の成績向上が難しいことも確認できた。これは、１人麻雀の和了率が平均プレイヤーを明らかに優っているアルゴリズムでも、４人麻雀においては平均プレイヤーに及ばない例がいくつか存在するからである。

6.3　今後の課題と展望

今回の検証で、１人麻雀の和了率において期待和了巡目を扱った方法はある程度の有用性を示すことが出来たが、上級者には及んでいない。この原因としては、期待平均和了順目を用いる方法では、ツモを無限試行回数行える場合の平均順目を最小にするように考えていることである。実際の１人麻雀では、ツモ回数が限られている。したがって、今後の課題としては、残りのツモ回数を考慮した期待和了巡目を考えることが必要になる。また、上級者と本研究の手法の違いに

は、変化を考慮するかしないかという点があげられる。上級者はシャンテン数が小さくなる選択肢があったとしても、敢えて長期的な目線でシャンテン数を増やさない選択を行う事がある。本研究においての期待和了順目はこのような変化を考慮していないが、これを考慮することでより高い和了率を出すことができる可能性があると考えられる。

謝辞

本研究を進めるにあたり、ご指導いただきました慶應義塾大学 環境情報学部教授 村井純博士、同学部教授 中村修博士、同学部准教授 Rodney D. Van Meter III 博士、同学部准教授 植原啓介博士、同学部准教授 中澤仁博士、SFC 研究所 上席所員 (訪問) 斉藤賢爾博士に感謝致します。

研究について日頃からご指導頂きました松谷健史博士、空閑洋平博士に感謝致します。研究室に所属したばかりの頃から本研究に至るまで、特に研究に行き詰まっている時に於いても決して見放さず優しく、絶えず多くのご指導をいただきました。本研究を卒業論文としてまとめることができたのも両氏のおかげです。重ねて感謝申し上げます。

本研究の実装についての助言、環境を提供していただいた kmo2 氏、角田慎吾氏に感謝します。また、麻雀について日々議論をさせて頂いた麻雀コミュニティのみーにん氏、つる氏、flat 氏、imp 氏、じん氏、ゆ～らしあ氏、こち氏、今日も晴天氏および天鳳コミュニティの皆様に感謝いたします。

研究室を通じた生活の中で多くの示唆を与えてくれた出水厚輝氏、高橋俊成氏、山中勇成氏、原雅彦氏、木下舜氏、橋佑允氏、沖幸太朗氏、および Arch 研究グループの皆さまに感謝いたします。また、徳田・村井・楠本・中村・高汐・バンミーター・植原・三次・中澤・武田 合同研究プロジェクトの皆様に感謝致します。

最後に、私の研究を支えてくれた両親をはじめとする親族、多くの友人・知人に感謝し、謝辞と致します。

参考文献

[1] Auer, p., cesa-bianchi, n. and fischer, p.: Finite-time analysis of the multiarmed bandit problem, machine learning, vol. 47, no. 2-3, pp. 235256 ,2002.

[2] David silver,mastering the game of go with deep neural networks and tree search,http://kmo2.cocolog-nifty.com/prog/.

[3] kmo2, マッタリプログラミング日誌,http://kmo2.cocolog-nifty.com/prog/.

[4] Kocsis, l. and szepesv ari, c.: Bandit based monte-carlo planning, machine learning: Ecml 2006, springer, pp. 282293 ,2006.

[5] Li, l., chu, w., langford, j. and schapire, r. e.: A contextual-bandit approach to personalized news article recommendation, proceedings of the 19th international conference on world wide web, acm, pp. 661670 ,2010.

[6] nmizu, モンテカルロ法を用いた牌効率, コンピュータで鳳凰卓を目指すpart4,http://www.nicovideo.jp/watch/sm25236127,2014.

[7] Risk, n. a. and szafron, d.: Using counterfactual regret minimization to create competitive multiplayer poker agents, proceedings of the 9th international conference on autonomous agents and multiagent systems: volume 1-volume 1, international foundation for autonomous agents and multiagent systems, pp. 159166 (2010).

[8] ぐっさん, シャンテン内での手変わりまとめと補足, ぐっさんの麻雀研究日誌,http://g3gussan.blog64.fc2.com/.

[9] 遠藤雅伸, 遠藤雅伸公式 blog「ゲームの神様」,http://ameblo.jp/evezoo/.

[10] 角田慎吾, 天鳳:http://tenhou.net/ ,2013.

[11] 古居敬大:相手の抽象化による多人数ポーカーの戦略の決定, 修士論文, 東京大学 ,2013.

[12] 三木理斗:uct 探索による不完全情報下の行動決定,proceedings of 14th game programming workshop ,2009.

[13] 三木理斗:多人数不完全情報ゲームにおける最適行動決定に関する研究, 修士論文, 東京大学,2010.

[14] 水上直紀, 多人数性を分割した教師付き学習による 4 人麻雀プログラムの実現, 情報処理学会論文誌 vol.55 no.11 24102420 (nov. 2014).

[15] 北川竜平:麻雀の牌譜からの打ち手評価関数の学習,proceedings of 12th game programming workshop ,2007.

[16] とつげき東北. 科学する麻雀, 2004.

[17] とつげき東北. おしえて!科学する麻雀, 2009.

[18] 水上 直紀ほか. 降りるべき局面の認識による 1 人麻雀プレイヤの 4 人麻雀への適用. 第 18 回ゲームプログラミングワークショップ（GPW2013）, Vol. 31, No. 3, pp. 1–7, 2013.

[19] 中張 遼太郎ほか. Linucb の 1 人麻雀への適用. ゲームプログラミングワークショップ, 2013.

[20] ネマタ. テンパイの技術. 勝つための現代麻雀技術論, 2014.

[21] 保木 邦仁佐藤 諒. 有効牌を数えて牌効率をあげる面前全ツッパ麻雀 ai の性能評価. 研究報告ゲーム情報学.